

## Avaliação de modelos para material particulado – fatores de efeito

### Models assessment for particulate matter – effect factors

#### RESUMO

Gabriela Roiko Cheli  
[gabcheli@hotmail.com](mailto:gabcheli@hotmail.com)

Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Ponta Grossa, Paraná, Brasil

Yara de Souza Tadano  
[yaratadano@utfpr.edu.br](mailto:yaratadano@utfpr.edu.br)

Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Ponta Grossa, Paraná, Brasil

Leticia Yuriko Togawa  
[leticia\\_yuriko@hotmail.com](mailto:leticia_yuriko@hotmail.com)

Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Ponta Grossa, Paraná, Brasil

A Avaliação de Impacto do Ciclo de Vida (AICV) objetiva associar os impactos relacionados ao ciclo de vida envolvido em um produto ou processo por meio de fatores de caracterização (FC), os quais são obtidos por meio da multiplicação de fatores de efeito (FE) e inalação (FI), e para uma dada categoria de impacto. A categoria de formação de material particulado (MP) apresenta diversos modelos, os quais foram previamente selecionados e passaram por uma análise, a fim de apontar os modelos mais bem pontuados a serem utilizados no Brasil, apresentando condições mais próximas à realidade do país. O modelo apontado com maior pontuação passou por uma avaliação minuciosa de todas as informações utilizadas para calcular o FE, a fim de entender o procedimento de cálculo e os dados de entrada do modelo, os quais foram avaliados para apontar os de maior influência para o resultado final, passando por uma análise de sensibilidade exploratória, apresentando os de maior ou menor influência nos resultados, indicando a necessidade de maior cuidado na coleta desses dados, em casos de aplicar o modelo no Brasil. Com isso, permite-se um avanço nas pesquisas de AICV no país, trazendo resultados cada vez mais próximos à realidade.

**PALAVRAS-CHAVE:** Material particulado. Fator de efeito. AICV.

#### ABSTRACT

**Recebido:** 19 ago. 2020.

**Aprovado:** 01 out. 2020.

**Direito autoral:** Este trabalho está licenciado sob os termos da Licença Creative Commons-Atribuição 4.0 Internacional.



The Life Cycle Impact Assessment (LCIA) aims to associate the impacts related to a product or process life cycle by characterization factors (CF), which ones are obtained by the multiplication of effect (EF) and intake factors (IF), for an impact category. The particulate matter (PM) impact formation category shows lots of models, but only a few were selected to the analysis, in order to present the models closest to the Brazilian reality. The best scenario model with the best pontuation went through a deep evaluation of all the EF calculus informations and input data to select the most influent in the final results. These parameters went through an exploratory sensibility analysis to present the most influente in the EF, showing the need of careful to collect the database to use in the model, in case to apply this model in Brazil. Thereby, it will allow a scientific breakthrough in LCIA researches, bringing results closer to reality every time.

**KEYWORDS:** Particulate matter. Effect factor. LCIA.



## INTRODUÇÃO

Segundo a Organização Mundial da Saúde (OMS), 9 a cada 10 pessoas respiram ar contaminado com altos níveis de poluentes. Com o crescimento das cidades ao redor do mundo, 80% da população que reside em cidades é exposta a níveis de qualidade do ar que excedem os limites da OMS e, 91% da população mundial vive em locais que esse limite é excedido (OMS, 2020).

Um desses poluentes é o  $MP_{2,5}$ , que consiste em partículas com diâmetro aerodinâmico de 2,5 micrometros ou menos. As principais fontes desse poluente são processos industriais e veículos automotores e, por serem partículas extremamente pequenas, ao ser inalado, o  $MP_{2,5}$  consegue penetrar com facilidade no sistema respiratório e cardiovascular, podendo causar vários efeitos negativos na saúde (CETESB, 2020).

Dentro da metodologia de Avaliação do Ciclo de Vida (ACV), encontra-se a etapa de Avaliação do Impacto do Ciclo de Vida (AICV), a qual vai selecionar, classificar e caracterizar todos os aspectos ambientais apontados no ciclo de vida, quantitativa ou qualitativamente, a fim de apontar a categoria de impacto a ser utilizada na avaliação. Essas categorias de impacto são avaliadas por modelos de caracterização, os quais possuem indicadores, os fatores de caracterização (FC), que são obtidos pela multiplicação dos fatores de efeito (FE) e inalação (FI) (UNEP/SETAC, 2016).

No Brasil, esses estudos estão presentes por meio da Rede de Pesquisa em Avaliação de Impacto do Ciclo de Vida (RAICV), a qual foi criada em 2014, e tem como objetivo padronizar o sistema de regionalização desses modelos de caracterização para as diferentes categorias de impacto, para analisar, adaptar, recomendar e desenvolver métodos de AICV mais apropriados no cenário brasileiro (ALMEIDA NETO; LINS; ALVARENGA, 2016)

Para selecionar a melhor opção para este caso, Giusti et al. (no prelo) utilizou uma metodologia que se baseia na divisão em três passos principais: pesquisa de modelos; análise de modelos; e recomendação. Dentre os 16 modelos selecionados, alguns abordam apenas FI, outros apenas FE e alguns abordam ambos os fatores (GIUSTI – no prelo).

Neste sentido, a análise de cada modelo passou por uma seleção de critérios e subcritérios propostos pela RAICV. De acordo com Giusti et al. (no prelo), os quais foram pontuados de 0 a 5, de acordo com a presença ou não de cada ponto e sua intensidade, com a finalidade de recomendar o melhor modelo de AICV para a categoria de formação de MP, separadamente para FI e FE, para o contexto brasileiro (GIUSTI – no prelo).

De acordo com os resultados obtidos por Giusti et al. (no prelo), dentre os modelos analisados para FE, o modelo de Fantke et al. (2019) apresentou a melhor pontuação para os três critérios principais avaliados. O objetivo é entender o modelo e variáveis utilizadas, bem como realizar uma análise de sensibilidade exploratória do modelo, para propor melhorias em sua utilização no contexto brasileiro.

## MATERIAL E MÉTODOS

A escolha do modelo de Fantke et al. (2019) a partir do estudo de Giusti et al. (no prelo) foi realizada de forma minuciosa, para entender a possibilidade de utilizar e/ou regionalizar o modelo (dado para FE) para o Brasil. Um dos pontos críticos para possibilitar a regionalização de um modelo é o critério de robustez científica, pois ele aborda a transparência, acessibilidade e clareza das equações e variáveis do modelo. Então, o modelo precisa ter um bom desempenho nesses aspectos.

A equação (1) apresenta a fórmula geral para o cálculo do FE do modelo de Fantke et al. (2019):

$$FE = DRF \times FS \quad (1)$$

A equação (1) é representada pela multiplicação do fator dose-resposta (DRF, do inglês “*dose-response factor*”), adimensional, com o fator de severidade (FS), o qual pode ser apresentado em anos de vida perdidos (YLL, do inglês “*years of life lost*”) por kg MP<sub>2,5</sub> inalado ou em anos de vida perdidos por incapacidade (DALY, do inglês “*disability-adjusted life years*”) por kg MP<sub>2,5</sub> inalado (FANTKE et al., 2019).

O DRF é representado pela equação (2), a qual relaciona o fator exposição-resposta (ERF, do inglês “*exposure-response factor*”) com a população considerada na cidade ou região (N<sub>pop</sub> – número de pessoas), a taxa populacional média de respiração (BR, do inglês “*breathing rate*” – m<sup>3</sup>/pessoa/dia) e os fatores de conversão de dia para ano e kg para µg (f<sub>1</sub> e f<sub>2</sub>, respectivamente).

$$DRF = \frac{ERF}{N_{pop} \times BR \times f_1 \times f_2} \quad (2)$$

Neste sentido, o ERF relaciona a variação da mortalidade atribuída à exposição ao MP<sub>2,5</sub> (MMP<sub>2,5</sub> – mortes/ano) com a variação da concentração de exposição de MP<sub>2,5</sub> (C - µg/m<sup>3</sup>) por meio da equação (3):

$$ERF = \frac{dM_{MP2,5}}{dC} \quad (3)$$

A MMP<sub>2,5</sub> é representada pela multiplicação da fração de risco atribuível (ARF, do inglês “*attributable risk fraction*”) pela mortalidade geral (M – mortes/ano) e é apresentada pela equação (4):

$$M_{MP2,5} = ARF \times M \quad (4)$$

Dentro da equação (4), ARF representa a relação do FE com o risco relativo (RR) e é apresentado na equação (5):

$$ARF = \left( \frac{RR-1}{RR} \right) \quad (5)$$

O RR é apresentado na equação (6):

$$RR(C) = \begin{cases} 1 + \alpha \times (1 - e^{-\beta \times (C - C_0)^\delta}) & \text{para } C \geq C_0 \\ 1 & \text{para } C < C_0 \end{cases} \quad (6)$$

Em que:

α = aumento assintótico no risco relativo quando a concentração tende a infinito;

β = coeficiente de risco, o qual representa a % de aumento na taxa mortalidade por µg MP<sub>2,5</sub>/m<sup>3</sup> para uma doença específica “d”;

$\delta$  = poder do  $MP_{2,5}$ , utilizado para descrever a taxa de aumento de riscos sobre uma grande variedade de concentrações;

$C$  = concentração de exposição ao  $MP_{2,5}$  ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ );

$C_0$  = nível mínimo teórico de exposição de risco, ou concentração contrafactual ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ).

Os FE marginais são dados em um ponto de exposição – região ou cidade – ( $C$ ,  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ), enquanto os FE médios são dados entre esse mesmo ponto de exposição e o nível mínimo de exposição de risco teórico ( $C_0$ ,  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ) (FANTKE et al., 2019).

## RESULTADOS E DISCUSSÃO

O modelo de Fantke et al. (2019) é uma forma matemática de um modelo integrado de exposição-resposta (IER, do inglês “*integrated exposure-response*”), utilizado para definir riscos pela exposição ao  $MP_{2,5}$ . O termo IER é utilizado para o modelo visto que seu desenvolvimento demanda a integração de exposições ao  $MP_{2,5}$  para diferentes tipos de combustão (BURNETT et al., 2014).

Foram simulados 1000 sets de RRs baseados nos seus pontos estimados, aplicando no modelo IER para a obtenção de 1000 sets dos parâmetros ( $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\delta$ ). Com esses valores dos parâmetros estimados, 1000 funções IER foram geradas em nível de concentração global e, também, suas incertezas (BURNETT et al., 2014)

A resolução espacial de Fantke et al. (2019) engloba FEs para cidades e regiões, considerando 175 países ao redor do mundo e, alguns deles, divididos em sub-regiões. O Brasil foi dividido em 26 estados. Juntamente com as outras regiões e sub-regiões, totaliza 419 regiões.

As cidades consideradas passaram por um critério de serem áreas urbanizadas com mais de 100 mil habitantes, sendo selecionadas 3.448 cidades para esse estudo. Dentro disso, 127 cidades do Brasil foram consideradas (APTE et al., 2012).

Os dados de concentração anual de exposição ao  $MP_{2,5}$  do modelo foram obtidos por meio de estimativas a partir de dados de medidas a nível do solo em pontos de monitoramento, juntamente com dados coletados por satélite e modelagem matemática de transporte químico (OMS, 2020).

A mortalidade é representada pelo número de mortes relacionadas a um efeito na saúde, o qual está relacionado à exposição ao  $MP_{2,5}$ , isso tudo em um determinado ano ( $M$ , mortes/ano). Os efeitos na saúde considerados por Fantke et al. (2019) são: doença cardíaca isquêmica (DCI), derrame, doença obstrutiva pulmonar crônica (DOPC), câncer de pulmão em adultos e infecções respiratórias agudas inferiores em crianças (IRAI). A aplicação deste modelo ocorre separadamente para as cinco causas de morte abordadas. Para DCI e derrame, a aplicação do modelo ainda foi dividida em 12 grupos etários (5 em 5 anos): 25-29 anos, ..., 75-79 ano e  $\geq 80$  anos. Para DOPC e câncer de pulmão, o modelo é aplicado para adultos com mais de 25 anos e, por fim, para IRAI, é aplicado para crianças com menos de 5 anos de idade.

Assim como os dados de mortalidade são obtidos em YLL e DALY, os fatores de severidade (FS) também o são. Quando o FS considera apenas a mortalidade do

local, é denominado de  $FS_{YLL}$  (YLL/morte), já quando considera mortalidade e morbidade, é denominado  $FS_{DALY}$  (DALY/morte) (FANTKE et al., 2019).

Para descrever a ingestão do  $MP_{2,5}$  pela população, utilizou-se uma taxa de respiração nominal média da população (BR,  $m^3$ /pessoa/dia), baseada em Hodas et al. (2015), no valor de  $11,68 m^3$ /pessoa/dia. Para chegar nesse valor, foram considerados tempos em ambientes internos e externos (FANTKE et al., 2019).

Foi realizada uma análise em todos os dados e informações do modelo, como a sua origem e o caminho até o resultado, para identificar os dados de entrada e quais deveriam ser analisados mais profundamente. Realizou-se então, uma análise de sensibilidade exploratória com essas variáveis de entrada, a fim de descrever o impacto que cada uma teria no resultado final, o FE, para haver mais cuidado na hora de buscar esses dados para o cálculo.

Ao analisar minuciosamente o cálculo de FE para todas as cidades do Brasil, pode-se perceber que, de todas as variáveis,  $N_{pop}$ , C e  $M_{total}$  variam para cada cidade, sendo que  $M_{total}$  ainda varia para cada tipo de doença e faixa etária analisadas. Neste sentido, foram selecionadas aleatoriamente 5 cidades entre as 127 consideradas do Brasil para realizar a análise de sensibilidade exploratória, sendo elas: Campinas; Curitiba; Montes Claros; Praia Grande; e São Paulo.

Cada uma dessas variáveis foi alterada em 10, 50 e 100% a mais do valor original do modelo, para analisar os efeitos nos resultados finais de  $FE_{DALY}$ , para a média dos resultados, para FE marginal e médio. Após a obtenção de todos esses resultados de FE para cada situação apresentada, uma análise foi realizada para cada variável, a fim de apresentar qual possui maiores impactos no resultado final e devem ser priorizadas na regionalização. O quadro 1 apresenta a variação em relação às variáveis  $N_{pop}$ , C e  $M_{total}$  para FE em DALY.

Quadro 1 - Variação do FE

% sens.	Cidade	Curitiba	Campinas	Montes Claros	Praia Grande	São Paulo
Variável $N_{pop}$						
10	FE marg (%)	-1,15	-9,09	-9,09	-9,09	-9,09
	FE médio (%)	-1,15	-9,09	-9,09	-9,09	-9,09
50	FE marg (%)	-33,33	-33,33	-33,33	-33,79	-33,33
	FE médio (%)	-33,33	-33,33	-33,33	-33,79	-33,33
100	FE marg (%)	-50	-50	-50	-50	-50
	FE médio (%)	-50	-50	-50	-50	-50
Variável C						
10	FE marg (%)	-6,55	-7,06	-22,42	-6,77	-53,64
	FE médio (%)	-7,56	-8,84	-42,76	-6,68	-53,42
50	FE marg (%)	-25,90	-26,01	-63,19	-23,47	-62,31
	FE médio (%)	-26,36	-29,91	-78,40	-24,18	-62,43
100	FE marg (%)	-37,96	-39,80	-71,59	-36,83	-68,65
	FE médio (%)	-38,92	-42,93	-84,86	-36,64	-68,62
Mtotal						
10	FE marg (%)	10	10	10	10	10
	FE médio (%)	10	10	10	10	10
50	FE marg (%)	50	50	50	50	50
	FE médio (%)	50	50	50	50	50

% sens.	Cidade	Curitiba	Campinas	Montes Claros	Praia Grande	São Paulo
Variável $N_{pop}$						
100	FE marg (%)	100	100	100	100	100
	FE médio (%)	100	100	100	100	100

Fonte: Autoria própria (2020).

Ao analisar os três casos, além de concluir que a mortalidade total possui o maior impacto nos resultados, também mostra que é a única variável que, ao ser aumentada, também aumenta o FE, enquanto as outras duas reduzem o resultado final do FE (por isso o sinal negativo). Isso ocorre devido à etapa de cálculo do ERF, em que aponta que a concentração é inversamente proporcional ao ERF e a mortalidade é diretamente proporcional ao ERF. Na fórmula geral do FE, tanto para marginal quanto para médio, observa-se também que  $N_{pop}$  é uma variável que está no denominador, indicando que é inversamente proporcional ao FE.

## CONCLUSÃO

Ao realizar uma avaliação minuciosa de todos os dados e informações de Fantke et al. (2019), juntamente com a análise de sensibilidade exploratória, pode-se concluir que, para a obtenção de resultados mais próximos da realidade, deve-se utilizar dados de entrada de fontes confiáveis e também mais próximos da realidade de cada cidade, região ou situação. Além disso, algumas variáveis possuem um peso maior no resultado final do que outras, indicando que, se não buscadas com maior cuidado e de fontes confiáveis, poderão ocasionar resultados distorcidos da realidade. Além disso, alguns dados podem não representar a realidade brasileira, principalmente por serem originados de modelagem matemática. O ideal seria buscar dados confiáveis e com medição real de cada caso, como dados de concentração medidos em redes de monitoramento físicas ou dados de mortalidade retirados diretamente de cada cidade.

## AGRADECIMENTOS

Agradecemos à PROPPG por concessão de cota para voluntariado de Iniciação Científica.

## REFERÊNCIAS

ALMEIDA NETO, J.A.; LINS, I. de O.; ALVARENGA, R.A.F. **Recomendação de métodos de contabilização de recursos**. In: CONGRESSO BRASILEIRO EM GESTÃO DO CICLO DE VIDA, 5. Anais... Fortaleza, 2016.

APTE, J.S.; BOMBRUN, E.; MARSHALL, J.D.; NAZAROFF, W.W. **Global intraurban intake fractions for primary air pollutants from vehicles and other distributed sources**. Environmental Science & Technology, 46, 3415–3423. 2012

BURNETT, R.T. et al. **An Integrated Risk Function for Estimating the Global Burden of Disease Attributable to Ambient Fine Particulate Matter Exposure**. Environmental Health Perspectives, v. 122, n. 4. 2014.

COMPANHIA AMBIENTAL DO ESTADO DE SÃO PAULO (CETESB). **Qualidade do ar. Poluentes.** 2020. Disponível em: <https://cetesb.sp.gov.br/ar/poluentes/>. Acesso em: 10 ago. 2020.

FANTKE, P. et al. **Global effect factors for exposure to fine particulate matter.** Environmental Science & Technology, 2009, 53, p. 6855-6868.

GIUSTI, G.; TADANO, Y.S.; VIEIRA, J.G.V.; SILVA, D.A.L. **Particulate matter formation in life cycle impact assessment:** Critical review of existing models and recommendations for Brazil. Environmental impact assessment review (no prelo).

HODAS, N. et al. **Indoor inhalation intake fractions of fine particulate matter:** review of influencing factors. Quantitative sustainability assessment division. 2015.

UNITED NATIONS ENVIRONMENTAL PROGRAMME (UNEP); SOCIETY OF ENVIRONMENTAL TOXICOLOGY AND CHEMISTRY (SETAC): **Global Guidance for Life Cycle Impact Assessment Indicators.** 1. ed. [s.l.], 2016.

WORLD HEALTH ORGANIZATION (WHO). **Air pollution.** 2020. Disponível em: [https://www.who.int/health-topics/air-pollution#tab=tab\\_1](https://www.who.int/health-topics/air-pollution#tab=tab_1). Acesso em: 11 ago. 2020.